

(Translation)

PATENT OFFICE
JAPANESE GOVERNMENT

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

Date of Application : October 31, 2000

Application Number : Patent Appln. No. 2000-332004

Applicant(s) : MATSUSHITA ELECTRIC INDUSTRIAL CO.,
LTD.

Wafer
of the
Patent
Office

August 31, 2001

Kozo OIKAWA

Commissioner,
Patent Office

Seal of
Commissioner
of
the Patent
Office

Appln. Cert. No.

Appln. Cert. Pat. 2001-3080908

Best Available Copy

日 本 国 特 許 庁
JAPAN PATENT OFFICE

Jc971 U.S. PTO
10/001613
10/31/01

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office

出 願 年 月 日

Date of Application:

2000年10月31日

出 願 番 号

Application Number:

特願2000-332004

出 願 人

Applicant(s):

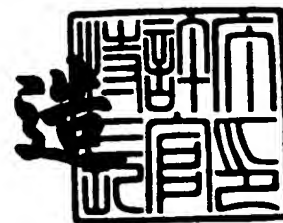
松下電器産業株式会社

CERTIFIED COPY OF
PRIORITY DOCUMENT

2001年 8月31日

特 許 庁 長 官
Commissioner,
Japan Patent Office

及 川 耕 造



出証番号 出証特2001-3080908

【書類名】 特許願

【整理番号】 2033820267

【提出日】 平成12年10月31日

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06T 1/00

【発明者】

【住所又は居所】 大阪府門真市大字門真1006番地 松下電器産業株式会社内

【氏名】 今川 太郎

【発明者】

【住所又は居所】 大阪府門真市大字門真1006番地 松下電器産業株式会社内

【氏名】 目片 強司

【特許出願人】

【識別番号】 000005821

【氏名又は名称】 松下電器産業株式会社

【代理人】

【識別番号】 100097445

【弁理士】

【氏名又は名称】 岩橋 文雄

【選任した代理人】

【識別番号】 100103355

【弁理士】

【氏名又は名称】 坂口 智康

【選任した代理人】

【識別番号】 100109667

【弁理士】

【氏名又は名称】 内藤 浩樹

【手数料の表示】

【予納台帳番号】 011305

【納付金額】 21,000円

【提出物件の目録】

【物件名】 明細書 1

【物件名】 図面 1

【物件名】 要約書 1

【包括委任状番号】 9809938

【書類名】 明細書

【発明の名称】 物体検出方法

【特許請求の範囲】

【請求項 1】 画像 1 と、前記画像 1 と同一対象を前記画像 1 と異なる属性で撮影した画像 2 とを入力し、前記画像 1 と前記画像 2 それぞれに画像フィルタを作用させて出力を得る手順を、異なる特性を有した複数種類の画像フィルタについて画像中の異なる複数の位置に対して行い、前記複数種類のフィルタを複数の位置について作用させて得た出力を用いて画像中に含まれる物体のカテゴリを学習または認識する、物体検出方法。

【請求項 2】 前記画像フィルタを方位選択性と位置選択性と空間周波数選択性とを有する画像フィルタで構成する、請求項 1 記載の物体検出方法。

【請求項 3】 同時刻に撮影した画像 1 と画像 2 とを組とし、異なる時間に撮影した少なくとも 2 組以上の画像組を入力する、請求項 1 記載の物体検出方法。

【請求項 4】 同じ位置から撮影した画像 1 と画像 2 とを組とし、異なる位置から撮影した少なくとも 2 組以上の画像組を入力する、請求項 1 記載の物体検出方法。

【請求項 5】 異なる位置から撮影した画像 1 と画像 2 とを入力する、請求項 1 記載の物体検出方法。

【請求項 6】 前記複数の画像フィルタの出力値の重み付け和を算出し、前記重み付け和とあらかじめ定めた基準値との比較に基づいて検出を行う、請求項 1 記載の物体検出方法。

【請求項 7】 前記重み付けの値を学習により決定し、学習後の重み付けの値を用いて作用させるフィルタを選択する、請求項 6 記載の物体検出方法。

【請求項 8】 画像 1 と画像 2 は異なる波長の光で撮影した画像である、請求項 1 記載の物体検出方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は、赤外光画像と可視光画像のように属性の異なる複数種類の画像を組

合せて画像中から人物や動物車両などの物体の存在を検出する手法に関するものである。

【 0 0 0 2 】

【従来の技術】

従来、属性の異なる複数種類の画像を用いて画像中から人を検出する手法として、遠赤外光（波長 $8 \sim 10 \mu\text{m}$ の光）画像と可視光画像とを用いて人を検出する技術として、特開平8-287216号公報「顔面内部位認識方法」に開示されている技術が知られている。

【 0 0 0 3 】

前記公報記載の検索処理方法では、遠赤外線画像を用いて皮膚温度領域を抽出し、前記抽出領域のうち可視光画像を用いて肌色の領域を検出することで人物領域の検出を行っている。遠赤外光の強度は対象物の温度と対応付けることが可能なため、遠赤外光画像から得た温度画像を用いて対象を検出することが一般的である。特に人間を検出する場合には人間の体温が 36°C 程度であることを利用し、 36°C 付近の温度を基準としたしきい値処理を用いて人物検出を行う。更に、周囲に同じ温度の物体（室内の電機製品など）が存在する場合には遠赤外光画像のみでは正確な人物の検出が困難であるため、可視光の画像を組合せて肌色の領域に限定することで遠赤外光画像または可視光画像単独では検出が困難な場合にでも人物検出を実現していた。

【 0 0 0 4 】

【発明が解決しようとする課題】

しかしながら、前記公報記載の検出手法では温度や色を指標として人物の検出を行っている為、皮膚温度や可視光画像中の皮膚の色が変化しやすい環境下では適応が困難であるという課題を有している。例えば、皮膚表面温度は日射や気温の影響によって大きく変化する。特に屋外においては日射や気温の変化が大きい為、皮膚表面温度は理想的な 36°C 付近の温度からかけ離れやすく、また時間的にも大きく変動する。また皮膚以外の頭髮部分や着衣部分の表面温度はもともと体温とはかい離している上に、日射や気温の影響を更に受けやすく、温度を指標として検出することは難しい。また、可視光画像も屋外のように日射や車のヘッ

ドライツ等の人工照明の影響を受けやすい環境下では、カメラのダイナミックレンジの制限や光源のスペクトル分布が不確定であることなどから対象の色を正確に検出することが困難となる。

【 0 0 0 5 】

また、温度の情報をを用いる場合、遠赤外光の計測値と対象の表面温度とを対応付ける必要がある。対応付けには遠赤外線カメラの光学系や回路、素子等の熱が複雑に影響し、しかもそれらの温度が時間経過と共に変化する。そこで補正を頻繁に行ったり、既知の温度指標を頻繁に参照したり、熱の影響を抑える為に冷却等の温度管理を施すなど手続きが必須となる結果、遠赤外線カメラのシステムや保守手続きが複雑・高価になるといった課題を有していた。

【 0 0 0 6 】

このように、異なる属性の画像を利用する為に、画像毎にその属性に合わせた画像処理を行う場合、画像毎に撮像に必要な環境条件が異なり、屋外のような撮影条件が大きく変化する環境下で、望ましい検出を行うことが困難であった。

【 0 0 0 7 】

また、異なる属性の画像（可視光画像と遠赤外光など）の画素同士の対応関係を正確に合わせる必要があるであり、可視光カメラと遠赤外光カメラの光軸を正確に合わせるなど、撮像システムの構築や初期設定が複雑になるといった課題も有していた。

【 0 0 0 8 】

本発明は、上記課題に鑑みてなされたものであり、屋外のような変化の大きい環境下でも属性の異なる複数の画像の情報を相補的かつ効果的に組合せることで、日照や温度の変化といった環境変動の影響を受けにくく、システムの構築・設定が簡便にできる物体検出方法を提供することを目的とする。

【 0 0 0 9 】

【課題を解決するための手段】

請求項 1 記載の本発明の物体検出方法は、画像 1 と、前記画像 1 と同一対象を前記画像 1 と異なる属性で撮影した画像 2 とを入力し、前記画像 1 と前記画像 2 それぞれに画像フィルタを作用させて出力を得る手順を、異なる特性を有した複

数種類の画像フィルタについて画像中の異なる複数の位置に対して行い、前記複数種類のフィルタを複数の位置について作用させて得た出力を用いて画像中に含まれる物体のカテゴリを学習または認識するものである。

【 0 0 1 0 】

請求項 2 記載の本発明の物体検出方法は、前記画像フィルタを方位選択性と位置選択性と空間周波数選択性とを有する画像フィルタで構成するものである。

【 0 0 1 1 】

請求項 3 記載の本発明の物体検出方法は、同時刻に撮影した画像 1 と画像 2 とを組とし、異なる時間に撮影した少なくとも 2 組以上の画像組を入力するものである。

【 0 0 1 2 】

請求項 4 記載の本発明の物体検出方法は、同じ位置から撮影した画像 1 と画像 2 とを組とし、異なる位置から撮影した少なくとも 2 組以上の画像組を入力することが好ましい。

【 0 0 1 3 】

請求項 5 記載の本発明の物体検出方法は、異なる位置から撮影した画像 1 と画像 2 とを入力するものである。

【 0 0 1 4 】

請求項 6 記載の本発明の物体検出方法は、前記複数の画像フィルタの出力値の重み付け和を算出し、前記重み付け和とあらかじめ定めた基準値との比較に基づいて検出を行うことが好ましい。また前記重み付けの値を学習により決定し、学習後の重み付けの値を用いて作用させるフィルタを選択するものである。

【 0 0 1 5 】

請求項 7 記載の本発明の物体検出方法は、画像 1 と画像 2 は異なる波長の光で撮影した画像であるものである。

【 0 0 1 6 】

【発明の実施の形態】

以下、図面を参照しながら、本発明の実施の形態を説明する。なお、以下の例では検出物体として人物を検出する例を用い、異なる属性の画像としては異なる

波長の光で撮影した画像、例えば可視光画像と遠赤外光画像を用いて説明する。

【0017】

図1は、本発明の実施の形態の物体検出装置1の構成を示す。図1を用いて本物体検出装置1に対する学習・検出方法の概要（発明の原理）を説明する。

【0018】

（発明の原理）

物体検出装置1は、遠赤外光カメラ100と、可視光カメラ110と、学習用の画像データを保存する記憶装置120と、前記画像に画像フィルタを作用させるフィルタ処理部125と、画像と対象物体のカテゴリ（人物か否か）との関係を学習する学習部130と、画像から対象物体のカテゴリ（人物か否か）を判断する検出処理部140と、前記検出処理に用いる複数のパラメータを記憶するメモリ150と、学習・検出処理に用いるワークメモリ160と、検出結果を表示する表示装置170とを含む。検索装置1の各構成要素は、内部バスを介して相互に接続されてもよいし、ネットワーク（無線を含む）を介して相互に接続されてもよい。

【0019】

本物体検出装置1は検出処理に先立ち、学習処理を行う。はじめに、本物体検出装置1に対する学習処理の流れを説明する。

【0020】

<学習処理>

学習用画像データは予め遠赤外線カメラ100および可視光カメラ110を用いて、各カテゴリの画像（人の画像と人以外の画像）を撮影したものを記憶装置120に記憶しておく。予め記憶装置120に記憶しておいた学習用画像をワークメモリ160に読み出す。画像は異なる属性を有する2種類の画像として可視光画像と遠赤外光画像とを組とし、対象物体のカテゴリ毎（人物と人物以外）にそれぞれ複数組用意しておく。人物か人物以外かを検出する場合の画像の例を図2および図3に示す。図2は人の画像の組（可視光画像と遠赤外光画像の組）で、図3は人以外の画像の組（可視光画像と遠赤外光画像の組）の例である。

【0021】

次に、フィルタ処理部 1 2 5 が前記画像に対して特性の異なるフィルタを複数の位置に対して作用させ、複数のフィルタ出力を得たものを特徴量データとして、ワークメモリ 1 6 0 に格納する。図 4 は前記画像フィルタの例であり、エッジを抽出するフィルタの特性を模式的に表したものである。図 4 (a)は垂直方向のエッジ、(b)は水平方向のエッジ、(c)は右斜め方向のエッジ、(d)は左斜め方向のエッジを検出する 4 種類の特性の異なるフィルタを表している。このようなフィルタを人の可視光画像に作用させる例を図 5 に示す。図 5 において斜線領域の位置に図 4 の 4 種類のフィルタをそれぞれ作用させる。作用させた結果、図 5 の斜線領域の位置に対して 4 方向のエッジフィルタのそれぞれに対応する出力が 4 つ得られる。画像内の異なる複数の位置について同様の手続きでフィルタを作用させて出力を得る。このように、画像内の複数の位置における複数方向のエッジの情報を集めることで、画像内の物体の形状をエッジの集まりとして簡易的に表現する数値の集まり（特徴量データ）を得ることができる。遠赤外光画像についても可視光画像と同様の手続きを行い、複数のフィルタ出力を得る。可視光画像から得たフィルタ出力と遠赤外光画像から得たフィルタ出力を融合した形で前記画像の組に対する特徴量データとする。

【 0 0 2 2 】

図 6 は可視光画像と遠赤外光画像の組から特徴量データを得る手順の例である。図 6 (a)では、説明を簡易にするために可視光画像と遠赤外光画像それぞれに 2 種類の特性を持つフィルタを画像内の異なる 2 つの位置に作用させた場合を示す。2 種類のフィルタを 2 つの位置に作用させる結果、可視光画像から $2 \times 2 = 4$ 個のフィルタ出力 (10、3、11、5) を得る。遠赤外光画像にも同様にフィルタを作用させて 4 個のフィルタ出力 (1、7、11、4) を得る。可視光画像のフィルタ出力 (4 個) と遠赤外光画像のフィルタ出力 (4 個) を融合した形で 8 個の数値の組 (10,3,11,5,1,7,11,4) [8 次元の特徴量データ] を前記画像組 (可視光画像と遠赤外光画像の組) に対する特徴量データとする。異なる画像組に対しても同様の処理を施し、それぞれの組に対する特徴量データを計算する。人以外の画像に対しても同様の手続きを行い特徴量データを得る。図 6 (b)に人以外の画像組から特徴量データを得る手順を示す。人の画像の場合と同様に可視光画像から得た

4 個のフィルタ出力(8,9,0,2)と遠赤外光画像から得た 4 個のフィルタ出力(9,12,10,4)を融合した形で特徴量データ(8,9,0,2,9,12,10,4) [8 次元の特徴量データ]を得る。

【 0 0 2 3 】

次に学習処理部 1 3 0 は前記フィルタ出力を用いて可視光画像の情報と遠赤外光画像の情報との組合せ方を決定し、画像中の物体のカテゴリ（人物か否か）の判断基準を学習する。学習では前記複数のフィルタ出力値を用いて形成した特徴量データを用いて判断基準を学習する。図 7 を用いて学習の概念を示す。ここで、図 6 の例では特徴量データとして 8 個の数値を有する 8 次元の特徴量データを用いたが、説明をさらに簡易にする為に特徴量データとして 2 個の数値を有する 2 次元の特徴量データ(特徴量次元 1 と特徴量次元 2 から成る)を用いて学習を説明する。図 7 は 2 次元の特徴量データの分布を表す分布図である。この分布図は、特徴量次元 1 の値を横軸に、特徴量次元 2 の値を縦軸に設定した図である。ここで、2 次元の特徴量データは図 7 上の 1 つの位置にプロットできる。例えば 2 次元の特徴量データ(2,10)は特徴量次元 1 の値が 2 で、特徴量次元 2 の値が 10 の位置(図中の黒丸)にプロットできる。学習用として予め用意した人の画像(4 組)と人以外の画像(6 組)について、特徴量データを求めた後、人の画像の特徴量データの位置を丸印でプロットし、人以外の特徴量データの位置を×印でプロットすると図 7 のようになる。次に、図中で丸印の集まりと×印の集まりとを分離する直線(特徴量の次元が 3 次元以上の場合は分離する平面)を学習によって求める。前記直線(又は平面)を決定する手法としては、V.Vapnic, "The Nature of Statistical Learning Theory". Springer Verlag, 1995 で提案されているサポートベクトルマシンや、線型パーセプトロンの学習や、判別分析法などの手法を用いることができる。学習アルゴリズムとして、統計的パラメータ推定法やニューラルネットワークのようなノンパラメトリックな学習アルゴリズムを採用してもよい。

【 0 0 2 4 】

以上のようにして求めた、直線[識別直線](又は平面[識別平面])の傾きはどの特徴量次元の情報が重要であることを示し、直線(又は平面)の位置が判断の基準(

人と人以外の特徴量データの境界)を表している。例えば図7の場合、人の画像を表す丸印と人以外の画像を表す×印が図の上半分と下半分に分布するため、識別直線の傾きは小さくなり、主に特徴量次元2の情報が重要であることを表している。つまり特徴量次元2の値の大小が主に人か否かの判断に影響する。このように、識別直線(又は識別平面)を求めることで、可視光画像から得た複数のフィルタ出力と遠赤外光画像から得た複数のフィルタ出力を組合せる際に、どの特徴量次元(フィルタ出力)が重要であるかを決定できると同時に、識別直線(又は識別平面)の位置によって識別基準を表すことができる。可視光画像の情報と遠赤外光画像の情報との組合せ方および学習した結果得た判断基準を表す検出パラメータ値として、学習で求めた識別直線(識別平面)を規定するパラメータ(直線又は平面の式の係数)をメモリ150に格納し、検出処理に用いる。更に、学習の結果、重要でないと判断した特徴量次元(図7では特徴量次元1)を識別に使用しなくてもよい。特徴量次元1を削減した場合、特徴量次元2の値のみを用いて、再度識別基準を学習により決定する。このように識別に寄与しない特徴量次元を削減することで、計算処理を軽減できると共に、識別に寄与しない情報を排除することで識別に悪影響のある余分な情報を抑え、検出性能の向上も期待できる。

【0025】

なお、上記の例では学習用の画像として人の画像の組(可視光画像と遠赤外光画像の組)と人以外の画像の組(可視光画像と遠赤外光画像の組)の両方の組を入力として用いたが、人の画像の組だけを入力として学習を行うことも可能である。この場合、入力した人の画像に対して画像のアフィン変換やノイズを付加することで人の画像を大きく変形・変化させた画像など生成して人以外の画像の代用とすることができる。このように、人の画像に比較的類似した画像を人以外の画像として学習に用いることで、厳密な人形状の検出(少しでも人の形状と異なる形状は人と検出しない)を行う検出方法を学習によって構築することが可能となる。

【0026】

次に、本物体検出装置1に対する検出処理の流れを説明する。

【 0 0 2 7 】

< 検出処理 >

最初に遠赤外光カメラ 1 0 0 および可視光カメラ 1 1 0 から画像を取得しワークメモリ 1 6 0 に格納する。次に、学習時と同様にフィルタ処理部 1 2 5 が前記画像に対して特性の異なるフィルタを複数の位置に対して作用させる。フィルタ処理部 1 2 5 が可視光画像と遠赤外光画像に対してそれぞれ複数のフィルタ出力を融合した形で特徴量データとし、ワークメモリ 1 6 0 に格納する。ここで、検出処理部 1 4 0 は前記フィルタ出力を特徴量として、メモリ 1 5 0 に記憶した可視光画像の情報と遠赤外光画像の情報との組合せ方および判断基準を表す検出パラメータ [識別平面の向きと位置を表すパラメータおよび削減する特徴量次元の情報] を用いてカテゴリを判断し、画像中の物体のカテゴリを判断する。カテゴリの判断 (人か人以外かの判断) は図 7 のように識別直線 (又は識別平面) に対して撮影画像から得た特徴量データがどの位置にプロットされるかで判断できる。図 7 の場合、識別直線よりも上側にプロットされれば対象画像は人であると判断する。判断した結果は必要に応じて表示端末 1 7 0 に表示する。

【 0 0 2 8 】

屋外で昼夜に撮影した可視光画像と遠赤外光画像の組 (人の画像 858 組と人以外の画像 11052 組) を用いて上記手続き (詳細手続きは後述) で学習処理および検出処理のシミュレーションを行った結果、本発明の可視光画像と遠赤外光画像を組合せる手法を用いることで誤検出率が 0.2% となり、可視光画像のみを用いた場合の誤検出率 2.7% や遠赤外光画像のみを用いた場合の誤検出率 3.5% に比べて誤検出率が大幅に低減 (1/10 以下) できた。

【 0 0 2 9 】

以後、図を用いて本発明の詳細手続きを説明する。

【 0 0 3 0 】

(本発明の詳細手続き)

まず、本発明の学習手続きの詳細例を説明する。

【 0 0 3 1 】

< 学習処理 >

学習に先立ち、あらかじめ学習用の画像をカテゴリ毎（人と人以外の画像）に用意しておく。図 2 及び図 3 に人および人以外の可視光画像と遠赤外光画像の一例を示す。図 2 (a)は可視光の人の画像の例、(b)は遠赤外光の人の画像の例を示す。画像は可視光画像と遠赤外光画像とを組として用意し、ほぼ同一の時刻に同一対象を含む向きで撮影したものをを用いる。図 3 (a)は可視光の人以外の画像の例、(b)は遠赤外光の人以外の画像の例である。ここで、可視光画像と遠赤外光画像とは同一対象をほぼ同一時刻に撮像しているが、必ずしも両画像は画素同士で正確に撮像位置やスケールが一致する必要はなく、撮影対象の相対的な位置関係とスケール比が固定していればよい。例えば図 2 の場合、可視光画像(a)における画像中の人の位置と遠赤外光画像(b)における人の位置は横方向にずれているが、他の対象を撮影する場合にも同様のずれを生じるように撮影すればよい。

【 0 0 3 2 】

図 8 は可視光カメラと遠赤外光カメラの配置を示す。可視光画像と遠赤外光画像を撮影する手段としては、図 8 (a)のように可視光カメラと遠赤外光カメラとを並列に設置する配置や、図 8 (b)のように可視光を反射し、遠赤外光を透過するコールドミラーを用いて可視光カメラと遠赤外光カメラとの光軸をそろえて設置し、図右方向からの光を撮影する配置や、図 8 (c)のように可視光と遠赤外光を同時に検出するエリアセンサを用いたカメラを用いてもよい。本実施の形態では可視光画像としては輝度画像を用いる。

【 0 0 3 3 】

最初に可視光と遠赤外光の組合せ方を学習により決定する。図 9 は学習の手続きの一実施例として特徴量次元の選択手順および識別平面の決定手順のフローチャートである。

【 0 0 3 4 】

ステップ 9 1 では、最初に予め用意した対象物（人）の画像の組（可視光画像と遠赤外光画像の組）および対象物以外（人以外）の画像の組（可視光画像と遠赤外光画像の組）に対して特徴量を算出する。

【 0 0 3 5 】

図 1 0 に画像から特徴量を求める手順のフローチャートを示す。最初に対象物

(人) および対象物以外(人以外)の可視光画像と遠赤外光画像を入力(101)後、画像毎に画素値の正規化を行う(102)。(数1)に示すように画素値の正規化は可視光画像場合、各画素値 $I(x,y)$ (画像中の座標 (x,y) における画素値)から画像全体の画素値の平均値 m を差引き、平均値からの分散値 σ で割り、正規化した画素値 $I'(x,y)$ を得る。全画素について同様の処理を施す。遠赤外光画像についても(数1)と同様の正規化処理を行う。

【0036】

【数1】

$$I'(x,y) = (I(x,y) - m) / \sigma$$

【0037】

画素値の正規化を行った画像に対して複数の異なる特性のGaborフィルタを画像中の複数の領域(検出対象画像の中に設定する特定領域)に対して作用(103)させて、フィルタ出力を得る。Gaborフィルタは方位選択性(特定の方向のエッジのみを検出する)と位置選択性(特定の位置のエッジを検出する)と空間周波数選択性(特定の空間周波数[画像中の位置変化に対する画素の輝度の変化の度合い]で画素輝度が変化するエッジを検出する)とを有するフィルタであり、画像中の特定の位置における特定方位の特定空間周波数を有するエッジを選択的に検出することが可能である。例えば、図4(a)のフィルタの場合、フィルタを作用させた位置において垂直方向で、かつ図4(a)の縦長の楕円型の横幅の長さの範囲で画像の輝度が順次変化するようなエッジを選択的に検出する。方位選択性と位置選択性と空間周波数選択性とを有するフィルタを、複数種類(選択性が異なる複数のフィルタ)用意することで、異なるフィルタが同一のエッジに関する情報を重複して検出する無駄を抑えられる。よって、必要なフィルタの数を抑えることができ、学習・検出処理を軽減でき、属性の異なる複数の画像(可視光画像と遠赤外光画像など)を組合せることで増加する入力情報を抑える効果がある。

【0038】

図5は検出対象画像と特定領域との関係を示す。図5のように特定領域は検出対象の画像に対して斜線領域で表したような部分領域(例えば一辺Lの正方領域

）として複数位置に設定する。特定領域の大きさに対するGaborフィルタのサイズは固定する。特定領域は検出対象の画像に対して重複を許して画像全体を覆うように設定する。例えば、図5のように特定領域を正方形（一辺の長さ L ）とし、検出対象画像の高さ H の $1/8$ に設定（ $L = H/8$ ）する。前記特定領域を縦方向・横方向に $L/2$ ずつ重複して検索対象の画像全面を覆うように配置する。ここで検出対象画像の幅を $W = H/2$ とすると、前記検出対象画像中の特定領域の数は $(H/L \times 2 - 1) \times (W/L \times 2 - 1) = 15 \times 7 = 105$ 領域となる。特性の異なる（方位選択性の異なる）フィルタは同一特定領域に作用させる。例えば、図4のように方位選択性の異なる4種類（垂直方向、水平方向、右斜め 45° 、左斜め 45° ）のGaborフィルタを用いる場合、一つの特定領域に方位選択性の異なる4種類のGaborフィルタを作用させ、それぞれに対応する4つの出力を得る。

【0039】

更に、サイズの異なる特定領域（特定領域の大きさに対するフィルタの大きさの比率は上記と同じ値を用いる）を別途設定（前記領域と重複してよい）する。特定領域のサイズを一辺の長さ $L = H/4$ の正方領域とすると、前記 $L = H/8$ の場合と同様に特定領域を縦方向・横方向に $L/2$ ずつ重複して全面を覆うように配置し、 $W = H/2$ とすると領域数は、 $(H/L \times 2 - 1) \times (W/L \times 2 - 1) = 7 \times 3 = 21$ 領域となる。同様に、特定領域として $L = H/2$ の正方領域も設定する。この場合、領域数は $(H/L \times 2 - 1) \times (W/L \times 2 - 1) = 3 \times 1 = 3$ 領域となる。

【0040】

3つの異なるサイズの特定領域数を全て合わせると $105 + 21 + 3 = 129$ 領域となり、それぞれ方位選択性の異なる4種類のフィルタを作用させると $129 \times 4 = 516$ の出力を対象画像から得ることになる。可視光輝度画像と遠赤外光画像それぞれ同じサイズの対象画像に対して同じ位置に特定領域を設定してフィルタ出力を得る。両画像から得る出力数は $516 \times 2 = 1032$ となり、1032次元の特徴量として用いる。

【0041】

ここで、1032個のフィルタの出力値をそのままを1032次元の特徴量として用いても良いし、より高い次元の特徴量空間を設定し、前記1032次元の特徴量を前記高次元特徴量空間に写像して用いてもよい。この場合、高次元に写像することで、各画像データに対応する特徴量同士の特徴量空間内での距離が大きくなり、学習・検出処理を容易にすることが可能となる。

【0042】

なお、Gaborフィルタの方位の数は4方向以外の複数方位数を用いても良い。また、ガボールフィルタのサイズや特定領域の位置に依存して変えても良い。Gaborフィルタのサイズや特定領域の位置に応じて方位数を変えることで方位の区別を詳細に行いたい位置や空間周波数領域から多くの情報を取得することで、効率の良い情報取得が可能となる。

【0043】

また、フィルタサイズは上記例では3種類用いたが、1種類以上でも良い。輝度の変化の仕方は可視光と遠赤外光とで空間周波数特性が異なるため、それぞれの画像に対して複数種類のフィルタサイズを用いることが、対象の検出に必要な情報の取得に有効となる。

【0044】

なお、上記例では可視光輝度画像と遠赤外光画像に対して設定する特定領域を等しく設定したが、両画像に対する特定領域のサイズや配置を必ずしも等しくする必要はなく、それぞれ適した値や位置を設定することで性能向上が期待できる。但し、両画像に対する特定領域のサイズや配置を等しくすることで、両画像に対するフィルタ処理を同一の手続きで実行できる利点があり、ハードウェア回路やソフトウェアの規模の削減が可能である。

【0045】

前記例では画像フィルタとしてGaborフィルタを用いたが、Gaborフィルタと類似した形状のフィルタや他のエッジを求めるフィルタでも同様の効果を得ることができる。また、エッジを求めるフィルタ以外でも同様の手続きを適応することができる。特にGaborフィルタまたは類似形状のフィルタを用いることで位置空間と周波数空間との両方の空間で局在する輝度変化の情報を効率良く取得するこ

とが可能となるため、sobelフィルタなどのエッジフィルタに比べ効率良く特定の空間周波数において空間的变化の情報を取得することが可能となる。よって、可視光画像と遠赤外光画像のように異なる性質の画像を組合せることで情報量が増加する一方、その中から効率的に検出に有効な情報を取得することが、Gaborフィルタまたは類似形状のフィルタを用いることで可能となり、本発明の課題に挙げたように温度の情報をいわずに可視光画像と遠赤外光画像の情報を効果的に組合せることが可能となる。

【 0 0 4 6 】

また、上記例では1つのサイズの画像に複数種類のサイズの特定領域（Gaborフィルタ）を適用したが、あらかじめ同一対象を撮影した解像度の異なる画像を複数用意して、それぞれに同じサイズの特定領域（Gaborフィルタ）を作用させることでも同様の結果を得ることが可能である。

【 0 0 4 7 】

また、本手法において遠赤外光画像と可視光画像にそれぞれ画像フィルタを作用させて得たフィルタ出力を用いて遠赤外光の情報と可視光画像の情報を統合処理する為に遠赤外光画像と可視光画像の撮影位置が必ずしも正確に一致する必要はなく、相対的な位置関係が固定していれば良い。例えば、図2(a)と(b)は同時刻に同一人物を(a)は可視光で、(b)は遠赤外光で撮影した画像を表しているが、画像中の人物の位置は上下方向・左右方向にずれている。他の対象(人物)を撮影した場合にも同様の位置関係になれば、可視光画像と遠赤外光画像の中における対象(人物)の位置は一致する必要はない。従来の遠赤外光の温度情報と可視光画像の肌色の情報を用いたような検出手法の場合に比べてシステムの構築が簡便になる利点がある。

【 0 0 4 8 】

以上のように予め用意した可視光画像と遠赤外光画像の組に対してそれぞれ特徴量を求めた結果（図9のステップ91）を特徴量データFとする（104）。

【 0 0 4 9 】

次にステップ92では学習に用いる特徴量次元を選択する。最初は全ての次元を指定する。前記例では1032次元全ての次元を指定する。

次にステップ 9 3 では、指定した特徴量次元を用いて特徴量空間を設定し（最初は 1 0 3 2 次元）、特徴量データ F のうち前記特徴量空間内で対象（人）のデータと対象以外（人以外）のデータとを分離する識別平面を決定し、仮識別平面とする。識別平面に対する特徴量データの位置（識別結果に対応する）は特徴量データの各次元の要素を識別平面の各次元毎の係数で重み付けして足し合わせた値で表現できる。

【 0 0 5 0 】

例えば、識別平面が $x + 2y + 3z = 0$ で、特徴量データ（ベクトル）が $(x, y, z) = (-1, 0, 4)$ の場合を考える。識別平面の各次元の係数は 1、2、3 であるため特徴量データ $(-1, 0, 4)$ を前記係数で重み付けして足し合わせると、 $1 \times (-1) + 2 \times 0 + 3 \times 4 = 11$ となり、この値の符号または大小で識別平面に対する特徴量データの位置関係を表すことができる。

【 0 0 5 1 】

特徴量空間内に 2 つのカテゴリに属するデータが分布する場合に、カテゴリを分けるような識別平面（仮識別平面）を決定する手法としては、V.Vapnic, "The Nature of Statistical Learning Theory". Springer Verlag, 1995 で提案されているサポートベクトルマシンや、線型パーセプトロンの学習や、判別分析法などの手法を用いることができる。前記のような手法を用いて、特徴量空間内において人のデータの集まりと人以外のデータの集まりとを分離する仮識別平面を決定する。分離は必ずしも完全である必要はなく、一部のデータ（例えば人のデータ）が識別面を超えて（人以外のデータの側に）分布する配置（誤識別）になっていても良い。誤識別は少ない方が良く、データの分布に応じて誤識別の少ない識別面の決定手法を選べば良い。

【 0 0 5 2 】

次にステップ 9 4 では、ステップ 9 2 で指定した特徴量次元で設定した特徴量空間の各次元に対応する座標軸のうち、ステップ 9 3 で決定した仮識別平面とのなす角度の絶対値が小さい座標軸から順に d 個の座標軸をステップ 9 2 で指定した特徴量次元から除く。d は予め定められており、d は 1 以上の整数とする。

【 0 0 5 3 】

例えば、3次元の特徴量空間（座標軸を x y z とする）において、仮識別平面が $x + 2y + 3z = 0$ の場合、仮識別平面と x 、 y 、 z 軸のなす角度の絶対値は x 軸、 y 軸、 z 軸の順に大きくなる。従って $d = 1$ とすると x 軸を特徴量次元から除く。ステップ94では各座標軸と識別平面とのなす角度に注目したが、各座標軸と識別平面の法線とのなす角度 δ に注目し、 δ の絶対値の大きいものから d 個の座標軸を除いても同様である。

【0054】

次にステップ95では、 d 個の座標軸を減らした特徴量空間を設定し、新たに設定した特徴量空間においでの識別性能の評価を行う。評価はステップ94で d 個の座標軸（次元）を除いた新たな特徴量空間において、特徴量データ F に含まれる対象（人）と対象以外（人以外）のデータをどれだけ正確に分離（識別）できるかを評価する。

【0055】

図11は識別性能を評価する手順の一例をフローチャートである。まず、特徴量データ F または特徴量データ F の一部を学習用特徴量データとして用意し、ステップ94で新たに設定した次元のみを有効にする(111)。次に、予め定めた識別手法で前記特徴量を用いて対象（人）と対象以外（人以外）のデータを分離（識別）するように学習を行う(112)。識別手法としては前記識別平面を設定したときに用いた手法を用いても良いし、非線型な識別手法を用いても良い。非線型な識別手法としては k -NN法や非線型素子を用いたパーセプトロン、LVQ、非線型 SVM などを用いることが可能である。

【0056】

次にステップ102で学習した識別手法を用いて識別性能を算出する(103)。識別性能の算出には特徴量データ F を用いても良いし、学習に使用しなかった特徴量データや予め評価用のデータを特徴量データ F と同様の手続きで別途作成し、評価に用いても良い。評価は学習時と同様にステップ94で設定した次元を有効にした特徴量データ（対象データと対象以外データを含む）を学習後の識別手法に入力し、対象（人）データと対象外（人以外）データとを正しく識別できる割合を算出する(113)。

【 0 0 5 7 】

ステップ 9 6 において、識別性能が基準を満たす場合は、更に次元の除去を行うためにステップ 9 2 に移行する。ステップ 9 6 の識別性能の基準としては、ステップ 9 5 での識別性能の変化を監視し、前回のステップ 9 5 での性能と今回のステップ 9 5 での性能を比較し、識別性能が向上または維持していれば基準を満たすと判断し、識別性能が低下していれば基準を満たさないと判断する。ただし、初回は無条件にステップ 9 2 に移行する。

【 0 0 5 8 】

識別性能を算出後、前記識別性能が予め定めた基準を満たさなければ、ステップ 9 3 で用いた特徴量次元を実際の識別特徴量とし、学習や検出に用いる(ステップ 9 6 , 9 7)。ステップ 9 7 で求めた選択次元が可視光画像の情報と遠赤外光画像の情報の組合せ方を表すことになる。また、最後に求めた仮識別平面を識別平面とする(ステップ 9 7)。ステップ 9 7 で決定した特徴量次元と識別平面とを組にして対象の検出に用いても良いし、ステップ 9 7 で設定した特徴量次元を用いて別途識別手法(非線型識別手法含む)を定め、特徴量データを用いて再度学習を行い、対象の検出に用いても良い。

【 0 0 5 9 】

識別性能の基準としては他の基準でも良く、絶対的な識別性能値をあらかじめ指定し、指定した識別性能を実現できる条件下でできるだけ特徴量次元を除去しても良い。

【 0 0 6 0 】

また、ステップ 9 5 を省略し、ステップ 9 6 の判断を特徴量次元の除去を行った回数が予め定めた回数に達したか否かの判断に置き換えても良い。この場合、特徴量次元の除去数が予め定めた回数に達した場合にはステップ 9 7 に進み、予め定めた回数に達しない場合はステップ 9 2 に進む。このような処理を行うことで、特徴量次元数を予め定めた値に設定することができる。

【 0 0 6 1 】

なお、 d は大きな値にすると、ステップ 9 2 からステップ 9 6 までの手順の繰り返し回数を少なくすることができ、特徴量次元の決定処理を削減できる。一方

、dの値を小さくすれば、一度に多くの次元を除去しない為に、望ましい識別性能を実現する必要十分な数の特徴量次元を選択することが可能となる。

【 0 0 6 2 】

一般に、可視光画像と遠赤外光画像のように異なる属性を持つ複数の画像の情報を単純に組合せると情報量が増し、識別処理が増加すると共に、学習に必要なデータ数が増加するため、データ収集が困難になることや、学習用データ数の不足で性能が悪化する可能性もある。しかしながら、本実施の形態のように、可視光画像の情報と遠赤外光画像の情報とを組合せる上で、ステップ92から96で識別に有効な情報を選別することにより、識別処理の増加を抑えると共に、可視光画像情報と遠赤外光情報とを効果的に組合せ、識別性能の維持・向上を実現することが可能となる。可視光画像と遠赤外光画像の組を人の画像858組と人以外の画像11052組を用いて上記手続きでシミュレーションを行った結果、次元を選別することで、次元数を88%削減できると同時に誤検出率が1/9に低下した。

【 0 0 6 3 】

以上のような方法で決定した可視光画像と遠赤外光画像を組合せた特徴量および識別手法を用いて対象(人)の検出方法を行う。

【 0 0 6 4 】

<検出処理>

図12は人を検出する手順の一例を示すフローチャートである。図12を用いて説明する。画像入力は学習時と同様に図8のような可視光カメラと遠赤外光カメラを併用または、可視光・遠赤外光カメラを用いて行い、検出の対象となる領域を含んだ画像を撮影する(121)。

【 0 0 6 5 】

次に画像中から検出対象領域を切出す(122)。検出対象領域は画像中で固定しておいても良いし、画像内を複数ヶ所を順次切出してもよい。切出す領域の形状は学習時に使用した画像の形状に一致させる。上記学習の例では、縦横比がH対Wの矩形領域となる。学習時と同じであれば、可視光画像と遠赤外光画像とで形状が異なってもよい。このとき、前記学習の手続きの際に用いた可視光画像と遠赤外光画像の撮影位置の関係を保持しておく。例えば、図2のように可視光

画像と遠赤外光画像とで同時に撮影した場合に、正確に対象（人）の位置が画像領域内で一致していなくてもよい（人が(a)では左より、(b)では右よりに写っている）が、学習時と同じ位置に対象が写るように設置しておく。同様に、図3のように他の物体を撮影する場合にも同じ位置関係で物体が写ることになる。可視光画像と遠赤外光画像それぞれの画像の拡大率についても同様で、可視光画像と遠赤外光画像の両者の拡大率（画素数）が異なっても良いが、拡大率の比は学習時と同じとし、常に同じ拡大率（画素数）の比を維持しておく。

【 0 0 6 6 】

次に、切出した可視光画像と遠赤外光画像の大きさを正規化する。例えば、可視光画像、遠赤外光画像ともに切出した形状が縦横比 2 : 1 の矩形の場合、例えば、縦 6 4 画素、横 3 2 画素の矩形に大きさを正規化する。大きさを正規化後、学習時と同じ Gabor フィルタを用いて特徴量を算出する。画像の大きさを正規化を行わない場合は、Gabor フィルタの大きさ（フィルタを作用させる特定領域の大きさ）を画像の大きさに合わせて変えることで同様の出力を得ることができるが、画像の大きさを正規化しておけば固定した大きさの Gabor フィルタのみを用意しておけば良い。また、学習時に特徴量次元の一部を除去している場合には、除去した次元に対応する Gabor フィルタの出力は不要となるため、予め特徴量の算出処理から除いておく。学習時に選択した特徴量次元に対応する Gabor フィルタの出力を特徴量ベクトル(123)とし、既に学習した識別手法への入力とする。学習時の識別手法として線型判別を用いた場合には、ステップ124のように識別平面に対する特徴量ベクトルの位置関係（距離：識別平面で区切られる一方の空間側を正、反対側を負の値とし、特徴量ベクトルが識別平面から離れるほど絶対値が大きく表す）を類似度として出力する(124)。この場合、類似度は特徴量空間における識別平面の次元毎の係数で特徴量ベクトルを重み付け和を用いて表すことができる。前記類似度が予め定めたしきい値を越えた場合に人と判断してもよい(125)し、前記類似度を数値として出力してもよい。

【 0 0 6 7 】

また、学習時に次元の選択の仕方を複数通り用意して、次元の選択の仕方毎に識別手法を学習しておき、識別時に複数の識別手法を用いて検出を行ってもよい

。この場合、いずれかの識別手法にて類似度が基準値を超えた場合に対象を検出したと判断しても良いし、それぞれの識別手法の類似度の和（平均値）を用いて判断してもよいし、それぞれの識別手法について検出判断を行った後に、前記結果を用いて多数決を行ってもよい。

【 0 0 6 8 】

上記の図 1 2 を用いた例では特徴量ベクトルを求める際に、画像中から切出した対象領域についてのみ Gabor フィルタを用いて特徴量ベクトルを求めたが、切出しを行う前に Gabor フィルタを作用させても良い。この場合、フィルタを作用させる特定領域を予め画像全体に設定して Gabor フィルタを作用させ、画像全体の各位置に対するフィルタ出力を事前に得ておく。次に、画像中で検出の対象領域となる場所のフィルタ出力のみを用いて特徴量ベクトルを算出して検出判断を行う。このように予めフィルタ出力を求めておくことで、画像中の同一個所に同一の Gabor フィルタを作用させることが発生する場合（画像中の広範囲を走査しながら切出しと検出の手続きを順次繰り返す場合など）、特徴量算出の演算量を削減することが可能となる。

【 0 0 6 9 】

上記例では、ほぼ同時刻に撮影した可視光輝度画像と遠赤外光画像の 2 画像を組み合わせ学習・検出を行ったが、組み合わせる画像の数は更に多くても良い。例えば、可視光画像として輝度画像に変えて、カラー画像を用いてもよい。この場合、カラー画像を RGB（異なる波長の 3 種類の画像）で表現すると、R の画像と G の画像と B の画像の 3 画像と遠赤外光画像の計 4 画像を組み合わせる。4 画像を入力とした場合の学習・検出の手続きは可視光輝度画像と遠赤外光画像との 2 画像を用いた場合と同様で、各画像に対してそれぞれ検出対象となる領域を切出し、複数種類の Gabor フィルタを複数位置に対して作用させ、4 画像から得たフィルタ出力を用いて学習・検出判断を行う。学習・検出処理の詳細手続きも前記可視光輝度画像と遠赤外光画像とを用いた例と同様である。

【 0 0 7 0 】

また、属性の異なる複数の画像を組み合わせる例としては、異なる時間に撮影した画像同士を組み合わせても良い（同時刻に撮影した可視光輝度画像と遠赤外

光画像とを組とし、異なる時間に撮影した少なくとも2組以上の画像組を入力して組合せる)。例えば、可視光輝度画像と遠赤外光画像を特定の時間間隔 t で撮影している場合、時刻 T で撮影した可視光輝度画像と遠赤外光画像の組と時刻 $T + t$ で撮影した可視光輝度画像と遠赤外光画像の組とを組み合わせ、可視光輝度画像2枚と遠赤外光画像2枚の計4枚の画像を用いて学習・検出を行っても良い。4画像を入力した場合の学習・検出の手続き上記のカラー画像と遠赤外光画像を入力として用いた場合と同様である。このように、時間の異なる可視光画像と遠赤外光画像を組み合わせることで、人物のように時間的に特定の形状変化(歩行者など)する物体と時間的に変化しない物体や時間的に異なる形状変化を行う物体とを区別することが可能となり、検出精度が向上する。また、検出に有効なフィルタ出力(特徴量次元)を選択することで、入力する画像の増加による識別処理の増加を抑えると共に、複数時間の画像情報を効果的に組合せることで識別性能向上も期待できる。

【 0 0 7 1 】

また、属性の異なる複数の画像を組み合わせる例としては、視点の異なる画像を組み合わせても良い(同じ位置から撮影した可視光輝度画像と遠赤外光画像とを組とし、異なる位置から撮影した少なくとも2組以上の画像組を入力して組合せる)。図13は可視光カメラと遠赤外光カメラの配置の例を示す図である。図4の配置では一個所からの可視光画像と遠赤外光画像を撮影したが、図13のように異なる位置に可視光カメラと遠赤外光カメラを設置し、それぞれ検出対象位置が映るような向きにカメラを設置して得た画像を組み合わせてもよい。図13の場合A地点の可視光画像と遠赤外光画像の組とB地点からの可視光画像と遠赤外光画像の組とを組み合わせ、4枚の画像を用いて学習・検出を行っても良い。4画像を入力した場合の学習・検出の手続きは上記のカラー画像と遠赤外光画像を入力として用いた場合と同様である。このように、向きの異なる可視光画像と遠赤外光画像を組み合わせることで、人物のように見る向きによって異なる形状を有する物体を検出する精度が向上する。また、検出に有効なフィルタ出力(特徴量次元)を選択することで、入力する画像の増加による識別処理の増加を抑えると共に、複数視点の画像情報を効果的に組合せ識別性能の向上も期待できる。

【 0 0 7 2 】

また、カメラの配置としては可視光カメラと遠赤外光カメラを異なる位置に設置してもよい（異なる位置から撮影した可視光輝度画像と遠赤外光画像とを入力して組合せる）。図 1 4 は可視光カメラと遠赤外光カメラの配置の例を示す図である。図 1 4 では C 地点に可視光カメラを設置し、C 地点とは異なる D 地点に遠赤外光カメラを設置し、それぞれのカメラを検出対象位置が映るような向きに設置する。可視光画像と遠赤外光画像の組み合わせ方は同一個所から撮影する場合と同様である。この場合、共に検出対象は共通して映るものの、検出対象の背景となる映像は全く異なるために、背景の余分な情報が可視光画像と遠赤外光画像とで共通して悪影響を及ぼす可能性が低下し、背景の映像の影響を受けにくい検出を実現できる効果がある。また、図 1 3 の場合の配置と同様に、異なる複数の視点から撮影した画像を用いることで、人物のように見る向きによって異なる形状を有する物体の検出精度の向上が期待できる。

【 0 0 7 3 】

なお、上記実施の形態では属性の異なる画像として可視光画像と遠赤外光画像を組合せて物体の検出を行ったが、可視光画像と近赤外光画像、可視光画像と紫外光画像のように異なる波長の光学画像の組合せや可視光画像と距離画像との組合せなどでも同様の手法が適用可能である。

【 0 0 7 4 】

本発明の検索処理は、典型的には、コンピュータ上のソフトウェアによって実現される。しかし、本発明の検索処理をハードウェアによって実現してもよいし、ソフトウェアとハードウェアとの組み合わせによって実現してもよい。

【 0 0 7 5 】

本発明の検索処理の一部または全部を表現するプログラム（学習プログラム、検出プログラム）は、例えば、学習処理部 1 3 0 内のメモリ（図示せず）や検出処理部内のメモリ（図示せず）に格納される。あるいは、同プログラムは、フロッピーディスク、CD-ROM、DVD-ROMなどの任意のタイプの記録媒体に記録され得る。そのような記録媒体に記録された学習プログラムまたは検出プログラムは、ディスクドライブ（図示せず）を介してコンピュータのメモリにロ

ードされる。あるいは、学習プログラムまたは検出プログラム（またはその一部）は、通信網（ネットワーク）または放送を通じてコンピュータのメモリにダウンロードされてもよい。コンピュータに内蔵されるCPUが学習プログラムまたは検出プログラムを実行することによって、コンピュータは学習装置または検出装置として機能する。

【0076】

【発明の効果】

以上のように、本発明は異なる属性を有する複数の画像（遠赤外光画像と可視光画像など）それぞれに対して異なる特性を持つ複数のフィルタを作用させて属性の異なる画像それぞれの局所的な特性情報（フィルタ出力）を抽出し、前記特性情報を組合せて画像内の対象物体の有無を判断することで、個々の画像の属性に特化した処理を想定することなく、異なる属性を有する複数の画像を用いた物体検出が実現できる。よって、屋外のように個々の属性画像に影響の出やすい環境下（日照変化や温度変化など）でも利用可能な物体検出方法を実現可能とする。また、個々の画像の属性に特化した処理（温度の絶対値情報の使用など）が不要なために頻繁な温度キャリブレーションのような画像毎のシステム設定を必要とせず、システムや保守を簡素化できるという利点を有している。

【0077】

また、学習によって特徴次元を選択することで、異なる属性を有する複数の画像（可視光画像の情報と遠赤外光画像）の情報とを組合せる上で、識別に有効な情報を選別することにより、識別処理の増加を抑えると共に、異なる属性を有する複数の画像の情報を効果的に組合せ、識別性能の維持・向上が期待できる。

【0078】

特にGaborフィルタまたは類似形状のフィルタを用いることで位置空間と周波数空間との両方の空間で局在する画素値変化情報を異なる属性を有する複数の画像（可視光画像と遠赤外光画像）それぞれから効率良く取得することが可能となる。よって、可視光画像と遠赤外光画像のように異なる性質の画像を組合せる為に増加する情報から効率的に識別に必要な情報を取得することが可能となる。

【0079】

また、フィルタ出力を用いて異なる属性を有する複数の画像の情報（遠赤外光の情報と可視光画像の情報）を統合処理する為、異なる属性を有する複数の画像の撮影位置が必ずしも正確に一致する必要はなく、カメラの設置やシステム構成を簡便にできる利点がある。

【図面の簡単な説明】

【図 1】

本発明の一実施形態の装置 1 の構成を示すブロック図

【図 2】

(a) 人の可視光画像の一例を示す図

(b) 人の遠赤外光画像の一例を示す図

【図 3】

(a) 人以外の可視光画像の一例を示す図

(b) 人以外の遠赤外光画像の一例を示す図

【図 4】

(a) 垂直方向のエッジを検出する画像フィルタの特性の一例を示す図

(b) 水平方向のエッジを検出する画像フィルタの特性の一例を示す図

(c) 右斜め方向のエッジを検出する画像フィルタの特性の一例を示す図

(d) 左斜め方向のエッジを検出する画像フィルタの特性の一例を示す図

【図 5】

検出対象画像と特定領域との関係を示す図

【図 6】

(a) 人の可視光画像と遠赤外光画像から特徴量データを得る手続きの一例を示す図

(b) 人以外の可視光画像と遠赤外光画像から特徴量データを得る手続きの一例を示す図

【図 7】

2 次元の特徴量データの分布の一例を表す分布図

【図 8】

(a) 可視光カメラと遠赤外光カメラの配置の第一の例を示す図

(b) 可視光カメラと遠赤外光カメラの配置の第二の例を示す図

(c) 可視光・遠赤外光カメラの配置の一例を示す図

【図 9】

特徴量次元の選択手順および識別平面の決定手順を示すフローチャート

【図 1 0】

画像から特徴量を求める手順を示すフローチャート

【図 1 1】

識別性能を評価する手順を示すフローチャート

【図 1 2】

人を検出する手順を示すフローチャート

【図 1 3】

可視光カメラと遠赤外光カメラの配置の第三の例を示す図

【図 1 4】

可視光カメラと遠赤外光カメラの配置の第四の例を示す図

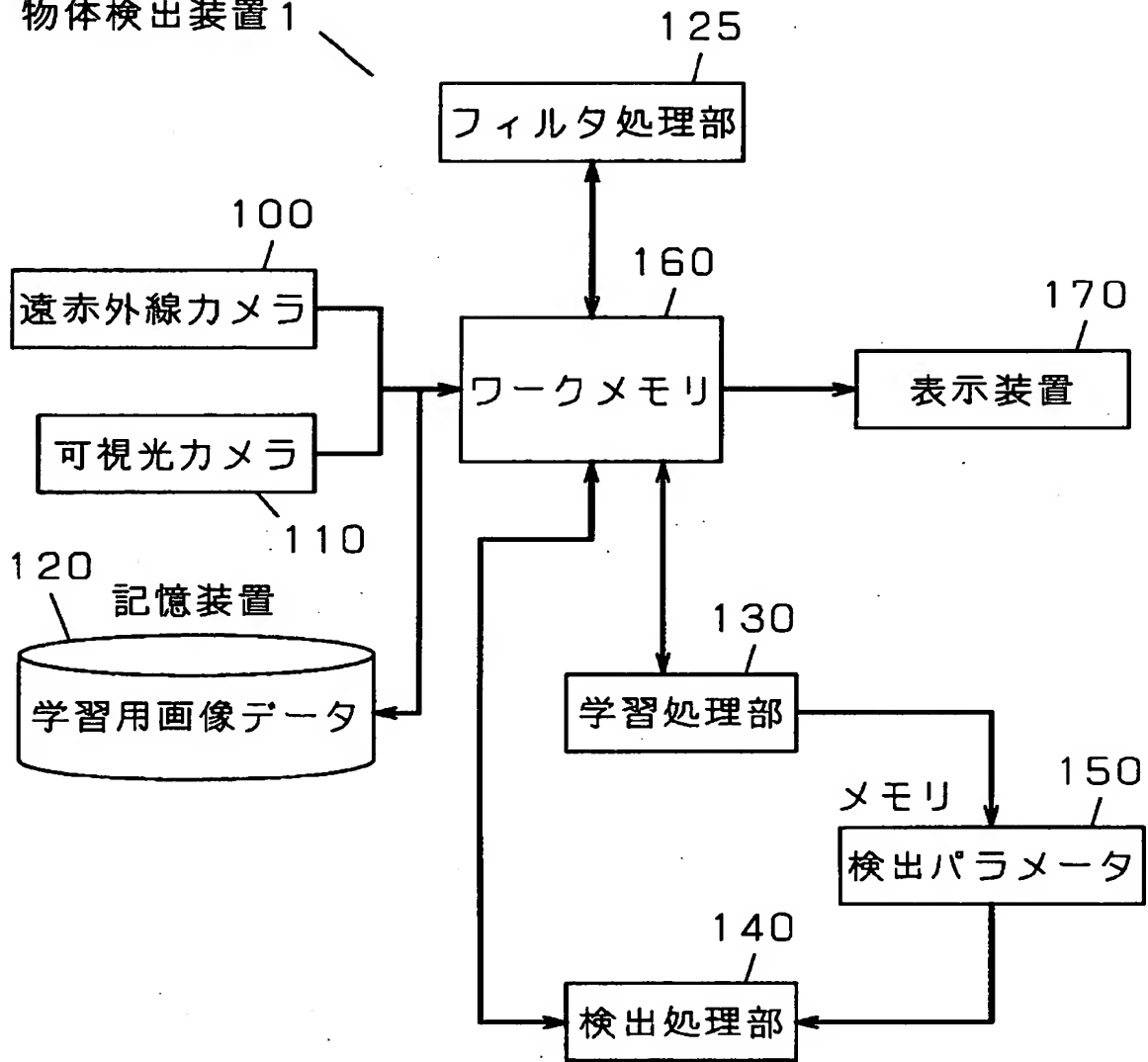
【符号の説明】

- 1. 物体検出装置
 - 1 0 0 遠赤外光カメラ
 - 1 1 0 可視光カメラ
 - 1 2 5 フィルタ処理部
 - 1 3 0 学習処理部
 - 1 4 0 検出処理部

【書類名】 図面

【図1】

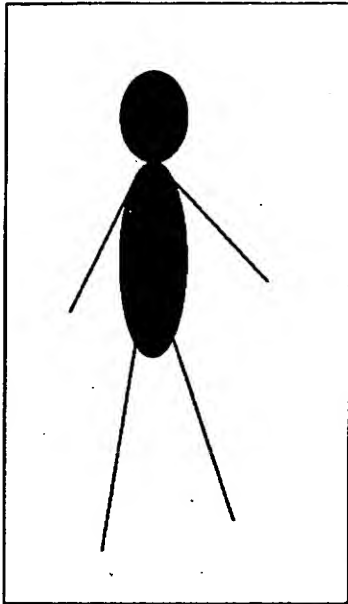
物体検出装置 1



【図 2】

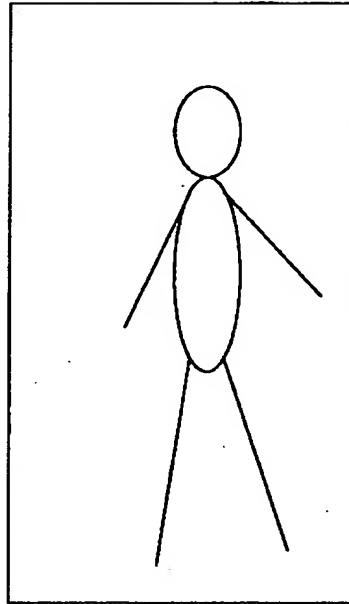
(a)

可視光画像



(b)

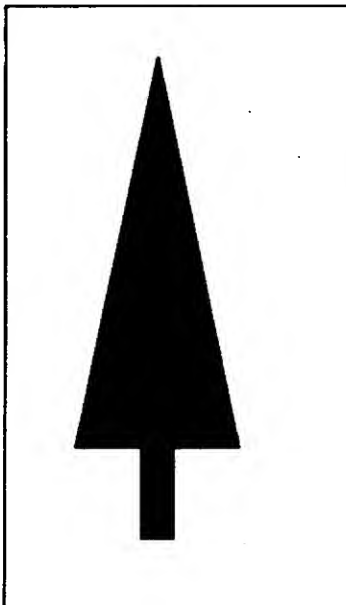
遠赤外光画像



【図 3】

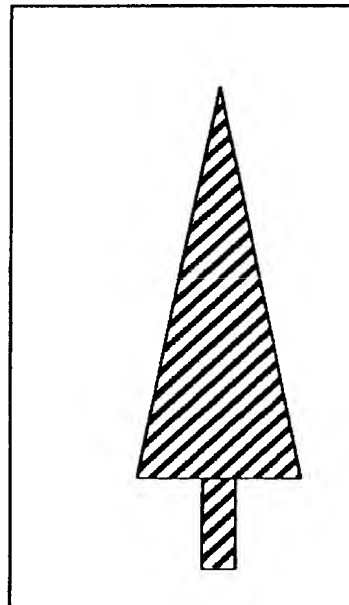
(a)

可視光画像



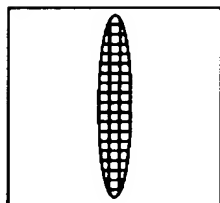
(b)

遠赤外光画像

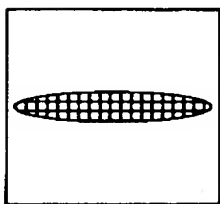


【図 4】

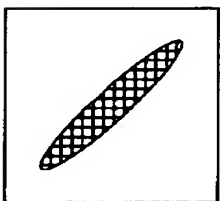
(a)



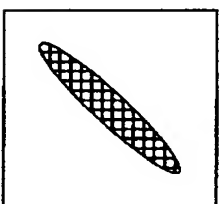
(b)



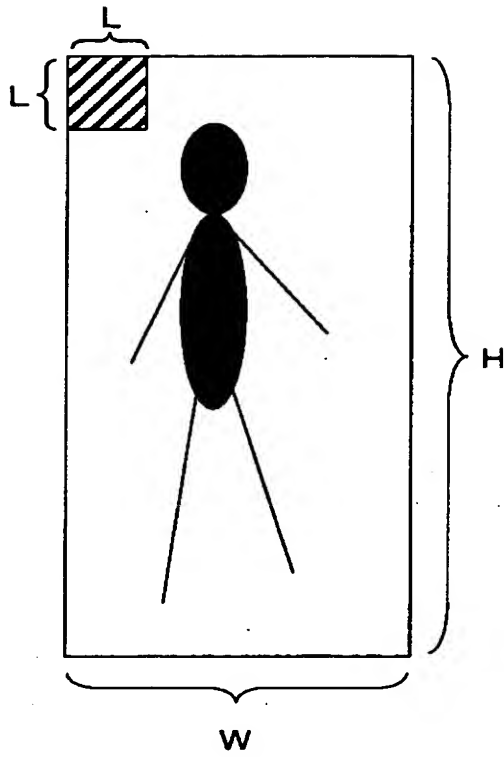
(c)



(d)

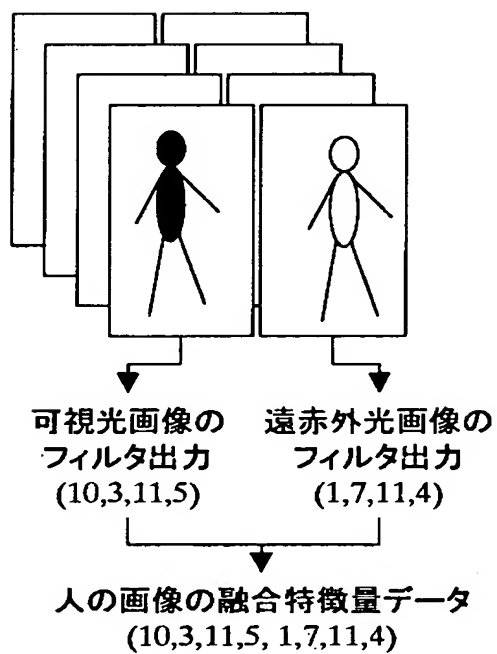


【図 5】

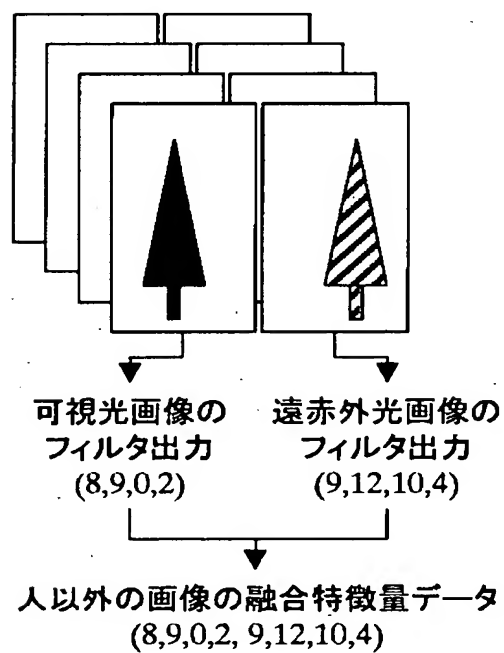


【図 6】

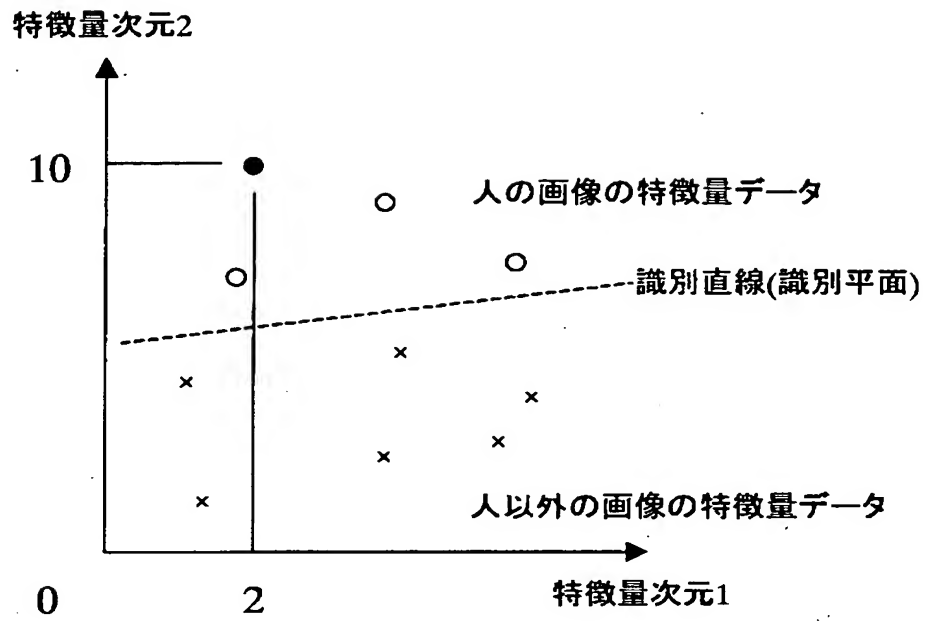
(a)



(b)

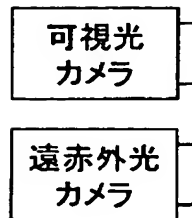


【図 7】

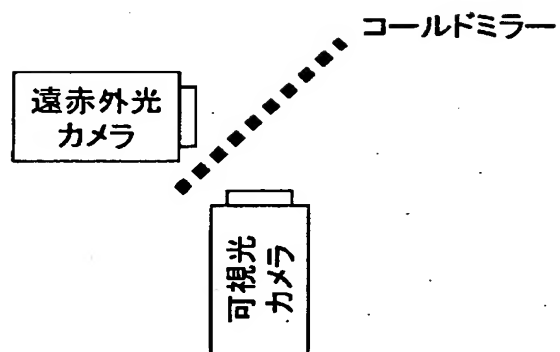


【図 8】

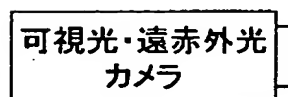
(a)



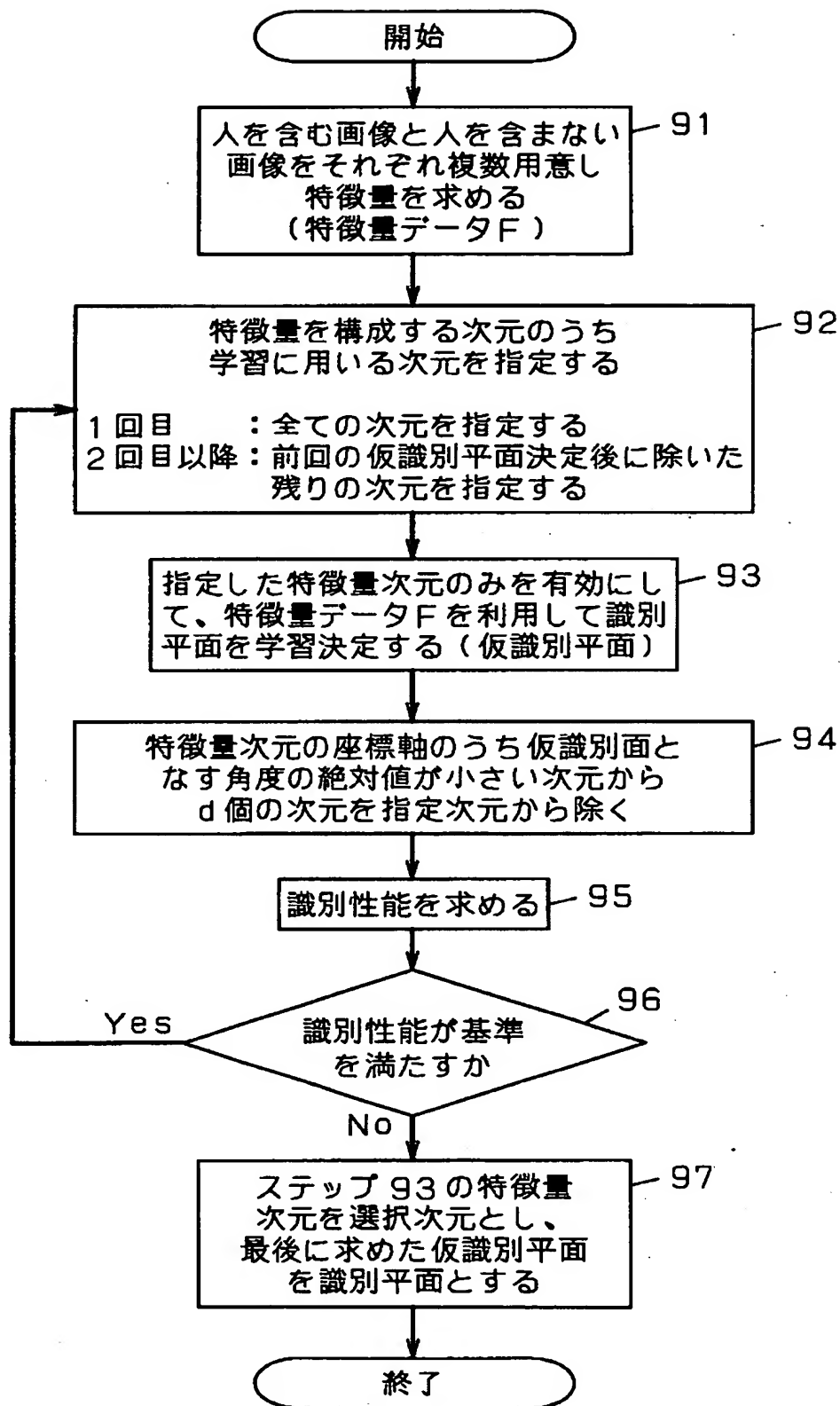
(b)



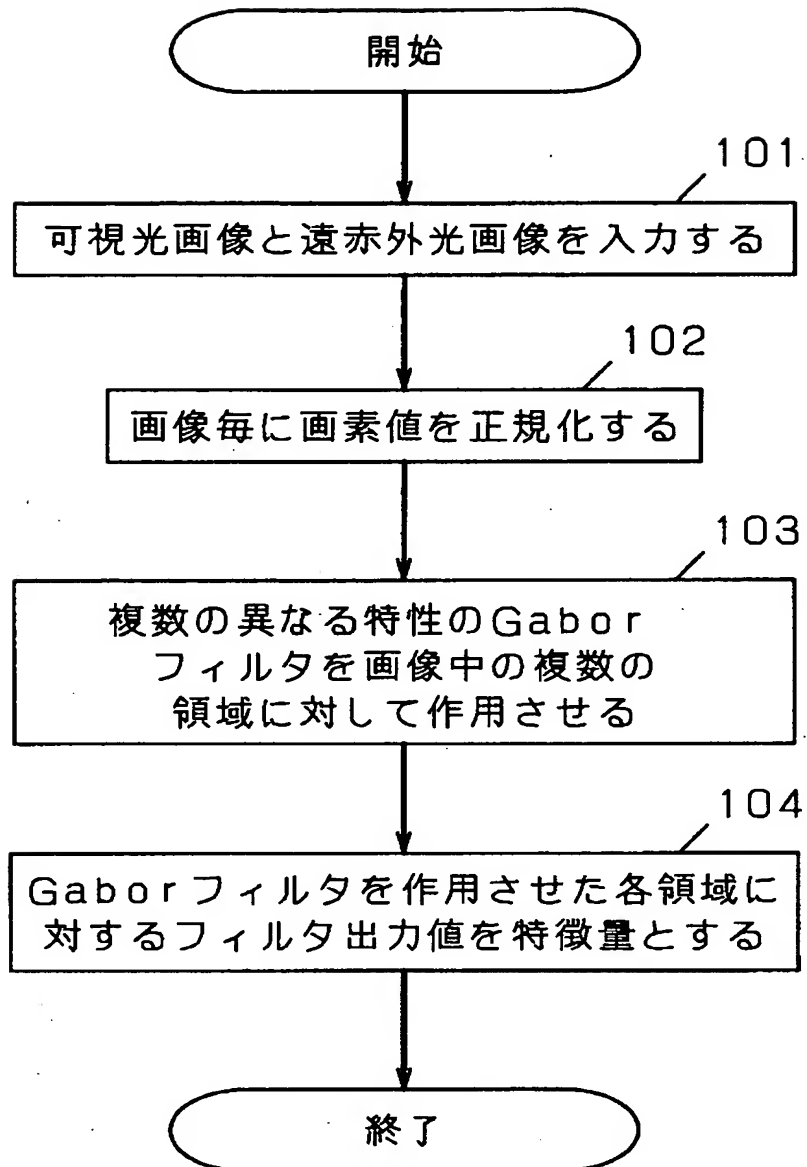
(c)



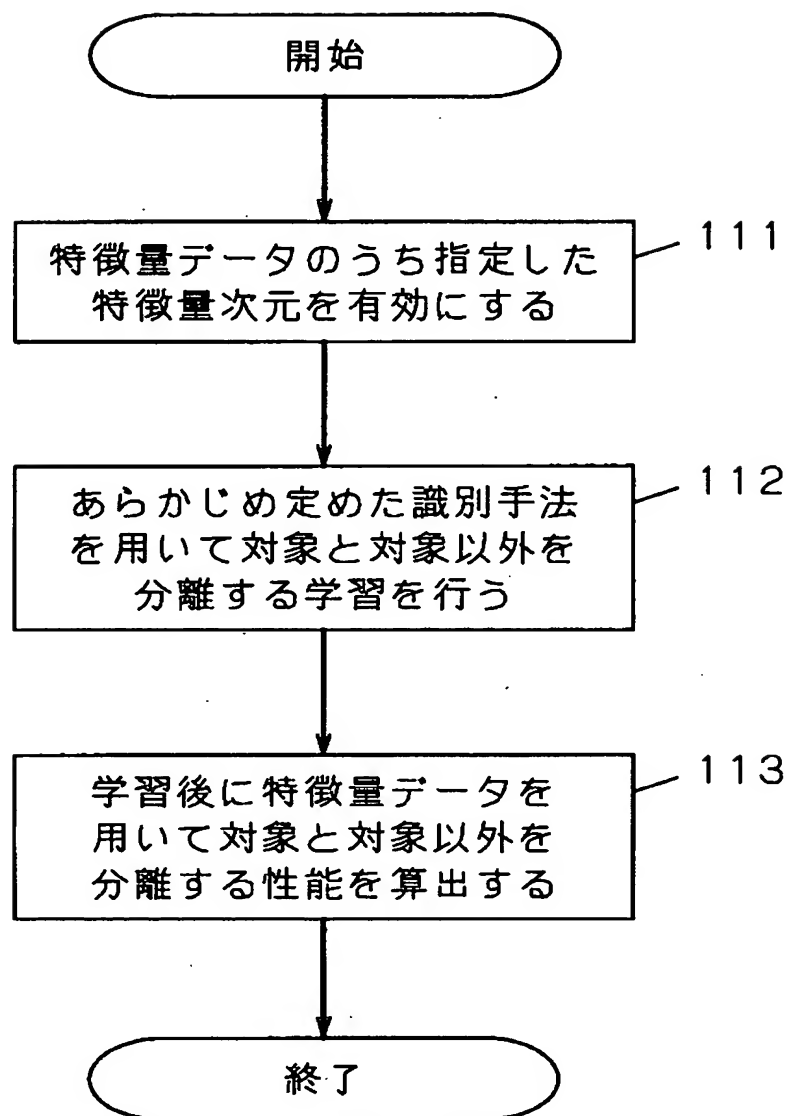
【図 9】



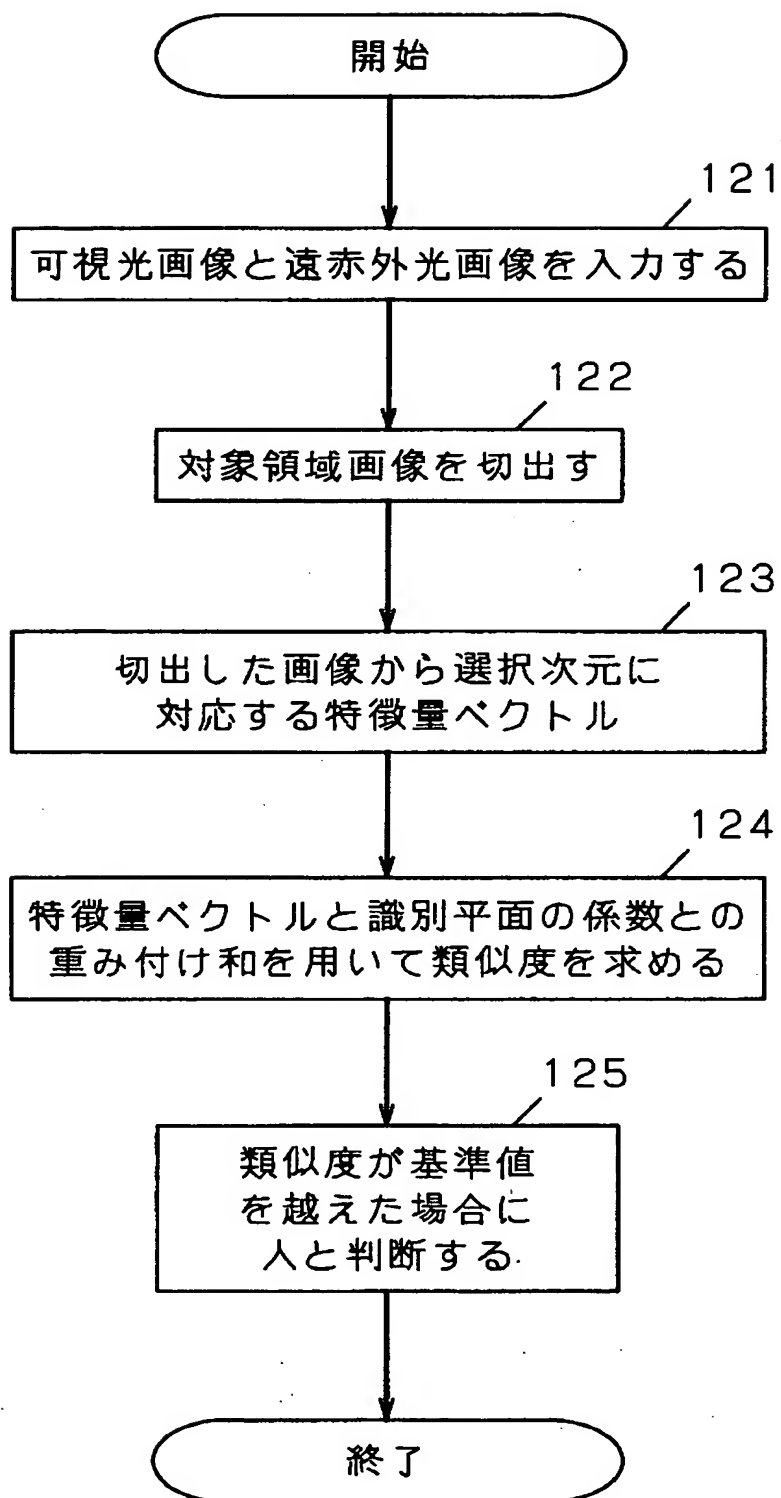
【図10】



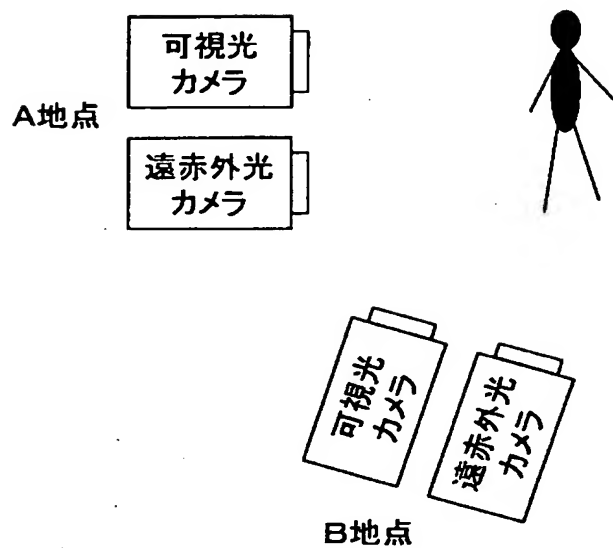
【図 11】



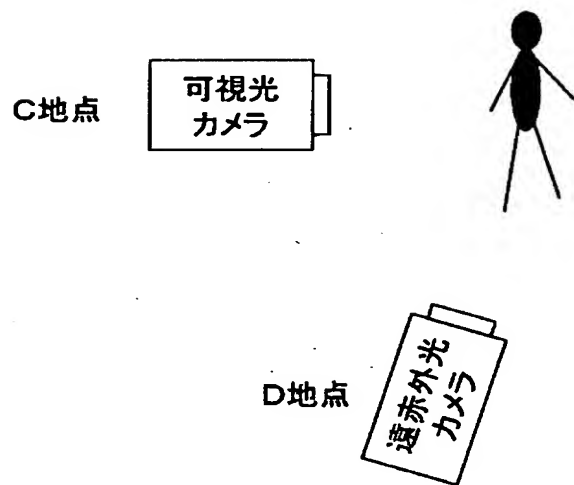
【図 1 2】



【図 1 3】



【図 1 4】



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 属性の異なる複数の画像の情報を相補的かつ効果的に組合せることで、日照や温度の変化といった環境変動の影響を受けにくく、システムの構築・設定が簡便にできる物体検出方法を提供する。

【解決手段】 本発明の物体検出方法は、画像 1 と、前記画像 1 と同一対象を前記画像 1 と異なる属性で撮影した画像 2 とを入力し、前記画像 1 と前記画像 2 それぞれに画像フィルタを作用させて出力を得る手順を、異なる特性を有した複数種類の画像フィルタについて画像中の異なる複数の位置に対して行い、前記複数種類のフィルタを複数の位置について作用させて得た出力を用いて画像中に含まれる物体のカテゴリを学習または認識する。

【選択図】 図 1

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [000005821]

1. 変更年月日	1990年 8月28日
[変更理由]	新規登録
住 所	大阪府門真市大字門真1006番地
氏 名	松下電器産業株式会社